基于高光谱数据的玉米叶面积指数和生物量评估

束美艳[1]，陈向阳[2]，王喜庆[2*]，马韫韬[1*]

（1. 中国农业大学 土地科学与技术学院，北京 100193；2. 中国农业大学 生物学院，北京 100193）

摘　要：利用高光谱技术获取玉米农学参数信息，有助于提升玉米精准管理水平。本研究基于3个种植密度和5份玉米材料的田间试验，获取玉米大喇叭口期的地面ASD高光谱数据与无人机高光谱影像，分析不同种植密度下不同遗传材料的叶面积指数（LAI）和单株地上部生物量，构建基于全波段、敏感波段和植被指数的LAI和单株地上部生物量高光谱估算模型，比较分析两类高光谱数据在玉米表型性状参数上的监测能力。结果表明，野生型玉米材料的冠层光谱反射率在近红外波段随着种植密度的增大而增大；同一种植密度下的野生型玉米材料的光谱反射率在可见光和近红外波段均为最低。在可见光波段550 nm的波峰处，4种转基因材料的光谱反射率比野生型玉米材料的光谱反射率提高4.52%～19.9%，在近红外波段870 nm的波峰处，4种转基因材料的光谱反射率比野生型玉米材料的光谱反射率提高23.64%～57.05%。基于21个高光谱植被指数构建的模型对LAI的估算效果最好，测试集决定系数R^2为0.70，均方根误差*RMSE*为0.92，相对均方根误差*rRMSE*为15.94%。敏感波段反射率（839～893 nm和1336～1348 nm）对玉米单株地上部生物量估算效果最佳，测试集R^2为0.71，*RMSE*为12.31 g，*rRMSE*为15.89%。综上，田间非成像高光谱和无人机成像高光谱在玉米LAI及生物量估算方面具有较好的一致性，能够快速有效地提取地块尺度玉米农学参数信息，本研究可为高光谱技术在小区尺度的精准农业管理应用提供参考。

关键词：高光谱；玉米；叶面积指数；地上部生物量；偏最小二乘回归；无人机遥感

中图分类号：S127　　　　**文献标志码：**A　　　　**文章编号：**202102-SA004

引用格式：束美艳, 陈向阳, 王喜庆, 马韫韬. 基于高光谱数据的玉米叶面积指数和生物量评估[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3 (1): 29-39.

SHU Meiyan, CHEN Xiangyang, WANG Xiqing, MA Yuntao. Estimation of maize leaf area index and aboveground biomass based on hyperspectral data[J]. Smart Agriculture, 2021, 3 (1): 29-39. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

玉米是世界上最重要的粮食作物之一，广泛使用于食品、饲料、能源、化工等行业[1]。叶面积指数（Leaf Area Index，LAI）是指单位土地面积上的植物叶片总面积[2]，与作物的光合作用和蒸腾作用密切相关，是表征作物长势的关键参数[3,4]；地上部生物量是作物产量形成的重要基础[5-7]。因此，准确快速地获取玉米LAI及地上部生物量对掌握其长势及预测产量意义重大。

传统作物LAI和地上部生物量的田间观测方法主要是人工测量，其过程繁琐，需要耗费大量的人力物力[8]，结果有一定的滞后性，且大面积的田间破坏性取样会影响群体作物的生长状况。

收稿日期：2021-01-28　修订日期：2021-03-11

基金项目：国家重点研发计划（2016YFD0300202）；内蒙古自治区科技重大专项（2019ZD024）

作者简介：束美艳（1993—），女，博士研究生，研究方向为数字农业。E-mail：2448858578@qq.com。

*通讯作者：1. 王喜庆（1969—），男，博士，教授，研究方向为表型组技术。电话：010-62733596。E-mail：wangxq21@cau.edu.cn；2. 马韫韬（1977—），女，博士，副教授，研究方向为数字农业。电话：010-62733596。E-mail：yuntao.ma@cau.edu.cn。

近年来，遥感技术的日益发展和遥感数据源的日益增多，为快速获取作物LAI和地上部生物量提供了有效的手段。从遥感建模算法来看，主要可分为物理模型和经验模型两种。物理模型机理性强，对作物LAI和生物量具有较强的解释能力，但模型较为复杂，需要的参数也较多[9]。经验模型借助统计分析工具，计算过程相对简单，在实际研究中得到广泛应用[10]，但模型和参数的普适性较差。无人机成像技术作为低空遥感技术之一，对于地块尺度获取作物长势信息具有重要应用价值，其时效性、操作性更强，有效弥补了卫星遥感在精准农业应用上空间和时间分辨率的不足[11]。搭载于无人机平台的传感器主要有数码相机、多光谱相机和高光谱成像仪。与数码和多光谱相机相比，高光谱成像仪波段更多，光谱分辨率更高[12,13]，在捕捉细微特征信息方面具有独特的优势。目前利用无人机高光谱数据监测作物长势参数主要集中于冬小麦、水稻、棉花等。田明璐等利用多个光谱参数对棉花LAI[14]及叶绿素含量[15]进行反演及空间制图，验证决定系数R^2均在0.8以上。陶惠林等将无人机高光谱数据与数码影像相结合，使用多种回归方法对冬小麦LAI[16,17]、地上部生物量[18,19]、产量[20,21]进行估算，发现多元线性回归在各参数的应用效果最佳。Li等[22]将无人机高光谱与物理模型相结合估算冬小麦氮密度，R^2达到0.74。秦占飞等[23]通过构建新的比值光谱指数实现了水稻叶片氮含量高精度反演。以上研究大多通过地面高光谱或无人机高光谱基于波段反射率或植被指数对作物参数进行研究。

本研究以玉米地面实测LAI、地上部生物量、近地面高光谱数据及无人机成像高光谱为数据源，利用偏最小二乘（Partial Least Squares，PLS）回归法构建LAI和地上部生物量高光谱估算模型，对比全波段、植被指数及重要光谱波段对LAI及单株地上部生物量的反演精度，旨在探索地面高光谱与无人机高光谱在玉米农学参数监测的应用能力。

2　材料与方法

2.1　研究区概括

研究区位于吉林省公主岭市吉林省农业科学院试验基地（124°82′E，43°50′N）。公主岭市地处吉林省中西部，东辽河中游右岸，属于温带大陆性季风气候。温度、雨量、光照等季节性变化显著，年平均气温5.6 ℃，年平均降水量594 mm，无霜期约150 d。

2.2　试验设计

试验采用随机区组设计，设置3个种植密度：60,000、90,000和120,000株/ha，进行3次重复。以生物技术材料807的4个转基因株系和野生型玉米为试验材料，均由中国农业大学作物功能基因组与分子育种中心提供。共有45个小区，每个小区种植4行玉米，每行长5 m，行间距为0.6 m。玉米播种日期为2018年4月26日，水肥管理完全相同，均采取当地大田管理模式。图1为试验小区分布图。

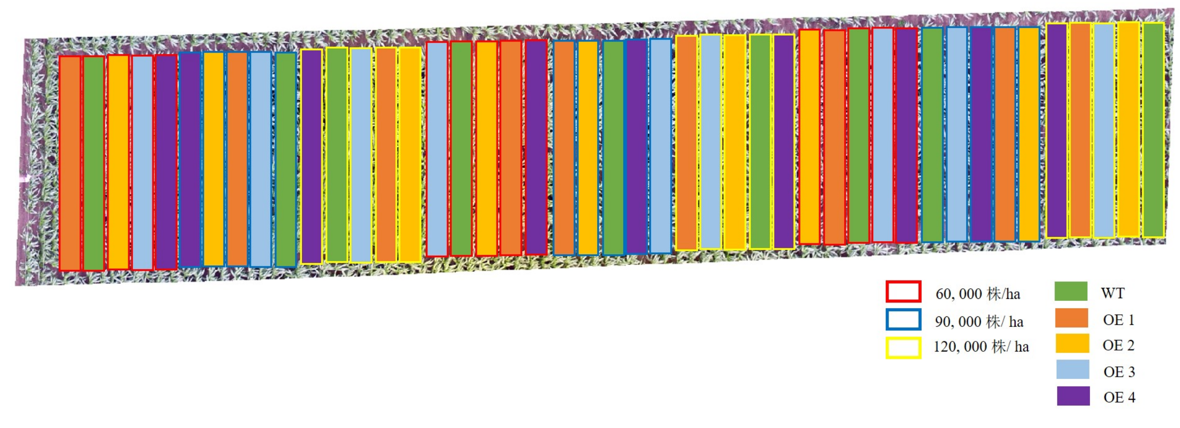
2.3　冠层参数观测

LAI和单株生物量、近地面高光谱和无人机高光谱数据采集均是2018年7月20日完成，此时玉米正处于11～12片完全展开叶期（V11—V12）。

首先进行LAI测定，使用Yaxin-1242叶面积仪（北京雅欣理仪科技有限公司）测定标记的3株玉米的上部所有叶片的叶面积总和S_1，统计每个小区的玉米株数N。根据小区的行数、行长以及行间距计算出小区的面积S_2，根据公式（1）计算出每个小区对应的LAI。

$$LAI = \frac{S_1 \times N}{S_2 \times 3} \quad (1)$$

然后进行单株地上部生物量测定。将测完叶面积后的玉米茎叶分离，放入120 ℃烘箱内杀青30 min后，80 ℃烘干至恒重，最后称取这3株玉米茎叶干重总和，取其平均值作为小区单株玉米



注:OE1—OE4分别代表生物技术材料807的4个转基因株系

图1 试验小区分布图

Fig. 1 Image of field plots distribution

地上部生物量。

2.4 地面高光谱测量

采用ASD Field-Spectral 4地物光谱仪（Analytical Spectral Devices, Inc.， 美国）获取玉米冠层光谱反射率，波段覆盖范围为350～2500 nm，输出光谱分辨率为1 nm，可得到2150个光谱波段，仪器重量为5.44 kg。使用该仪器进行测定田间玉米冠层光谱反射率的时间为2018年7月16日12:00～13:00，测定时光照稳定、无云、风速低于3级。测定时，传感器探头放置在玉米冠层上方1 m的位置，探头视场角为25°，每测量10 min进行一次白板校正。每个小区选取能代表该小区长势水平的3株玉米进行测定，每株玉米重复测量10次，以30次测量结果的平均值作为该小区玉米冠层光谱的反射率。将测完光谱的3株玉米进行标记以供破坏性取样。

受到环境的干扰，将1350～1500 nm、1800～2000 nm以及2400～2500 nm波段的三个水汽吸收带删除。对地面高光谱数据进行中心化预处理，能够强化光谱波段间的微小差异。中心化处理的计算方法如公式（2）。

$$x_{ij,\mathrm{m}} = x_{ij} - \overline{x_j} \tag{2}$$

其中，$x_{ij,\mathrm{m}}$是第i个小区j波段反射率中心化处理后的结果；x_{ij}是第i个小区j波段的原始反射率；$\overline{x_j}$是j波段反射率的平均值。

2.5 高光谱影像采集及处理

采用DJI S1000八旋翼无人机搭载Pika-L成像高光谱仪（Resonon公司，美国）同步获取玉米大喇叭口期田间高光谱图像。Pika-L高光谱传感器的波段范围为400～1000 nm，光谱分辨率为2.1 nm，采样间隔为3 nm，共有200个波段，仪器重量为0.6 kg。为保证数据质量，航向和旁向重叠度均设置85%，飞行高度100 m，相机拍摄间隔2 s。起飞前，对无人机高光谱标准白板进行拍摄用于数据的辐射定标。共获取100张无人机高光谱影像，将获取的影像进行正射校正和自动拼接，获取整个研究区的玉米无人机高光谱影像。拼接后的高光谱影像的地面分辨率为3 cm。在ENVI 5.3中提取出每个小区的无人机高光谱反射率数据。

2.6 高光谱植被指数选取

在作物长势高光谱研究中，除了直接以高光谱波段反射率作为自变量构建植被生理生化指标估算模型外，由特定波段反射率构建的植被指数同样是研究的重点。这些具有一定物理意义的植被指数在增强植被某一特定信号的同时，也减少了太阳辐照度、冠层结构、土壤背景等因素的影响[24,25]。根据前人关于作物农学参数的相关研究中所使用的植被指数，本研究选取了21个常见的高光谱植被指数（表1）进行玉米大喇叭口期

LAI及生物量的估算。利用ASD地物光谱仪获取的光谱反射率计算21个植被指数。

表 1 本研究中使用的高光谱植被指数

Table 1 Hyperspectral vegetation indices used in the research

植被指数	计算公式		参考文献
DDI	DDI= $(R_{750}-R_{720})-(R_{700}-R_{670})$	(3)	[26]
GNDVI	GNDVI = $(R_{750}-R_{550})/(R_{750}+R_{550})$	(4)	[27]
MCARI	MCARI = $[(R_{750}-R_{705})-0.2\times(R_{750}-R_{550})]\times(R_{750}/R_{705})$	(5)	[28]
MND705	MND705 = $(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}-2\times R_{445})$	(6)	[29]
MSR	MSR = $(R_{750}/R_{705}-1)/\mathrm{sqrt}(R_{750}/R_{705}+1)$	(7)	[28]
MSR705	MSR705 = $(R_{750}-R_{445})/(R_{705}-R_{445})$	(8)	[29]
MTCI	MTCI = $(R_{750}-R_{710})/(R_{710}-R_{680})$	(9)	[30]
NDI [759,732]	NDI [759,732] = $R_{759}-R_{732}$	(10)	[31]
NDI [860,560]	NDI [860,560] = $R_{860}-R_{560}$	(11)	[32]
NDI [860,720]	NDI [860,720] = $R_{860}-R_{720}$	(12)	[33]
NDVI705	NDVI705 = $(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$	(13)	[29]
NDVI780	NDVI780 = $(R_{780}-R_{710})/(R_{780}-R_{680})$	(14)	[34]
NDVI850	NDVI850 = $(R_{850}-R_{710})/(R_{850}-R_{680})$	(15)	[34]
NDVI760	NDVI760 = $(R_{760}-R_{708})/(R_{760}+R_{708})$	(16)	[35]
NDVI780	NDVI780 = $(R_{780}-R_{550})/(R_{780}+R_{550})$	(17)	[27]
NDVI800	NDVI800 = $(R_{800}-R_{700})/(R_{800}+R_{700})$	(18)	[36]
SRI [750,705]	SRI [750,705] = R_{750}/R_{705}	(19)	[36]
SRI [768,750]	SRI [768,750] = R_{768}/R_{750}	(20)	[37]
SRI [777,759]	SRI [777,759] = R_{777}/R_{759}	(21)	[38]
SRI [810,560]	SRI [810,560] = R_{810}/R_{560}	(22)	[38]
SRI [810,660]	SRI [810,660] = R_{810}/R_{660}	(23)	[32]

注：DDI为二重差分指数，Double Difference Index；GNDVI为绿色归一化植被指数，Green Normalized Difference Vegetation Index；MCARI为改进的叶绿素吸收指数，Modifed Chlorophyll Absorption Reflectance Index；MND为修正归一化差值指数，Modified Normalized Difference Index；MSR为改进比值指数，Modified Simple Ratio；MTCI为地面叶绿素指数，MERIS Terrestrial Chlorophyll Index；NDI为归一化差值指数，Normalized Difference Index；NDVI为归一化植被指数，Normalized Difference Vegetation Index；SRI为比值植被指数，Simple Ratio Index

2.7 研究方法与估算模型评价

2.7.1 估算模型构建

为保证LAI和地上部生物量高光谱估算模型的稳定性及有效性，随机选取30个样本数据作为训练集用于构建模型，剩下的15个样本作为验证集用于评估模型精度，该过程重复100次。采用PLS回归法构建玉米指标估算模型。

2.7.2 敏感波段筛选

在利用地面高光谱数据得到玉米冠层参数的估算模型后，通过回归系数的检验[39]确定对因变量即玉米的LAI及单株地上部生物量影响最为显著的光谱波段。得到回归系数的方差后，计算对应的t统计量，进行回归系数的显著性检验。当P值小于等于0.01时，即认为此自变量对因变量有显著的解释能力。在筛选敏感波段时，参考了Meng等[40]的研究，将所有波段反射率作为输入变量，基于PLS回归法构建玉米LAI和生物量估算模型。当训练样本进行随机变动时，每次建模时所筛选出的波段会发生变化，建模进行了100次循环，某个波段入选建模的频率越高，意味着该波段对于LAI或生物量的指示意义更强。本研究沿用了该文献中出现50次以上的波段作为敏感波段的筛选标准。

2.7.3 模型精度评估

将测试集100次的决定系数R^2、均方根误差*RMSE*以及相对均方根误差*rRMSE*的平均值和标准差用于评价所建立模型的性能以及稳定性。测

试集的R^2越大，*RMSE*与*rRMSE*越小意味着模型的精度和准确度越高，模型的估算效果就越好。

2.7.4　统计分析与数据可视化

本研究利用无人机高光谱全波段、近地面高光谱全波段、近地面高光谱提取的植被指数，以及敏感光谱波段四种特征信息分别建模，并对比其精度。研究中所有的数据分析和可视化过程均在R 3.5.2软件中进行，其中PLS回归建模和回归系数的检验使用pls包完成，其余计算使用tidyverse包完成，分析结果的可视化使用ggplot2包和cowplot包完成。

3　结果与分析

3.1　种植密度和株系对玉米LAI及单株地上部生物量的影响

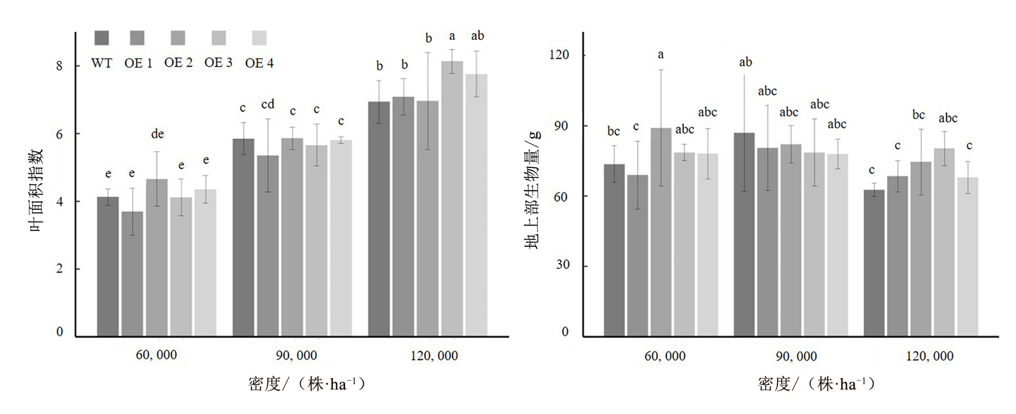
表2是实际测量的玉米LAI及单株地上部生物量统计结果。LAI平均值为5.76，单株地上部生物量平均值为77.45 g，2项指标的变异系数均大于0.1，其中LAI的变异系数大于0.2。LAI和单株地上部生物量的离散程度均较大，说明种植密度和株系对于冠层结构具有较大影响。

表2　LAI和单株地上部生物量统计结果

Table 2　Basal statistical results of LAI and aboveground biomass

估算指标	样本数	最小值	最大值	平均值	变异系数
LAI	45	3.04	8.44	5.76	0.26
生物量/g	45	53.06	124.20	77.45	0.18

图2是实测的玉米LAI及单株地上部生物量经过方差分析和多重比较后的结果，叶面积指数和单株地上部生物量均存在显著差异。从图2可看出，LAI作为群体指标，与种植密度成正相关，即随着种植密度升高，LAI也随之升高；而对于单株生物量，其受种植密度的影响则要小于LAI，这是由于单株生物量属于个体指标，当种植密度较低时，单株玉米获得的光照与养分越充足，使得单株生物量较高，因此中、低密度的单株生物量要略高于高密度，说明中、低密度时光照和养分能保证植株正常生长，而种植密度为120,000株/ha时，植株生长相互影响，使得单株生物量有所降低。在60,000和120,000株/ha密度下转基因材料的叶面积指数普遍高于野生型玉米的LAI，同样地上部生物量在上述2种密度下也呈现出与LAI相同的规律。在90,000株/ha密度下野生型玉米的LAI与转基因材料的LAI相当，野生型玉米的单株地上部生物量比转基因材料略大。说明转基因材料的植株普遍比野生型材料较大，但对于LAI和单株地上部生物量因密度的变化而不同。



注：不同小写字母表示大喇叭口期同一种植密度下不同材料的LAI和地上部生物量差异显著（P<0.05）

图2　种植密度和株系对LAI和单株地上部生物量的影响

Fig. 2　Effects of planting density and line on LAI and aboveground biomass

3.2 不同种植密度或株系的玉米冠层光谱反射率

图3和图4分别是野生型材料在3种种植密度下和5种材料在120,000株/ha密度下的近地面高光谱曲线。可以得到以下规律：各光谱曲线具有相似的形态特征，波峰和波谷的所在位置基本保持一致，说明密度和株系虽然使得玉米冠层结构发生改变，但未改变作物的基本光谱规律；野生型材料的冠层光谱反射率在可见光波段120,000株/ha密度下最低，90,000株/ha密度下最高，在近红外波段随着种植密度的增大而增大，说明近红外波段更能突出显示密度导致的植株差异；同一种植密度下的5种材料中，野生型材料的光谱反射率在可见光和近红外波段均最低。在可见光波段550 nm的波峰处，4种转基因材料的光谱反射率比野生型材料的光谱反射率提高4.52%～19.90%，在近红外波段870 nm的波峰处，4种转基因材料的光谱反射率比野生型材料的光谱反射率提高23.64%～57.05%。玉米冠层光谱反射率因种植密度及玉米株系的不同呈现差异。

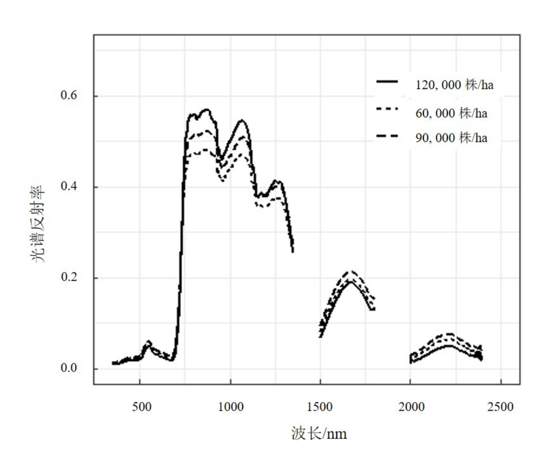


图3 野生型材料在3种种植密度下的光谱曲线

Fig. 3 Spectral curves of wild type material under three planting densities

3.3 LAI估算结果与分析

3.3.1 玉米LAI敏感波段筛选结果

图5是基于ASD高光谱数据的玉米LAI

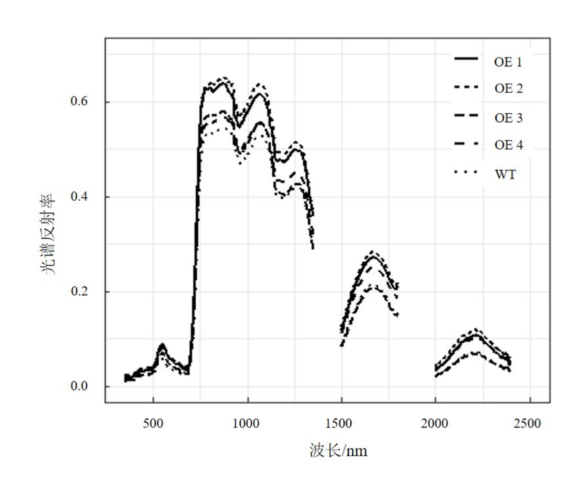
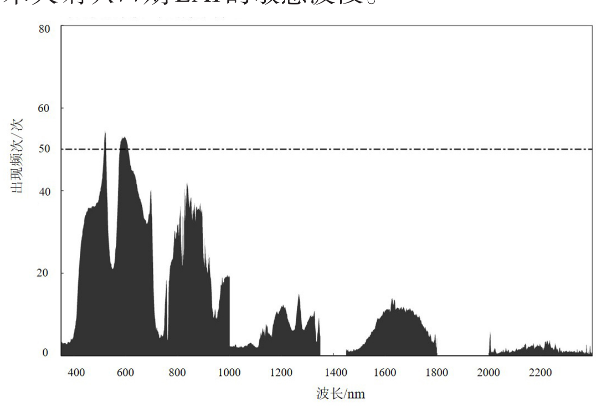


图4 5种材料在120,000株/ha密度下的光谱曲线

Fig. 4 Spectral curves of 5 kinds of materials at the density of 120,000 plants/ha

敏感波段的筛选结果，在100次重复建模中，516～525 nm及569～609 nm波段能够显著解释玉米LAI的次数超过50次。因此这些波段为玉米大喇叭口期LAI的敏感波段。



注：虚线代表在100次重复建模中，光谱波段有50次被视为核心波段的阈值

图5 LAI敏感波段筛选结果

Fig. 5 Screening results of sensitive bands on leaf area index

3.3.2 玉米LAI估算模型结果

分别以无人机高光谱、近地面高光谱、常用高光谱植被指数以及LAI敏感波段反射率为自变量构建玉米LAI估算模型。表3为100次重复建模的平均值和标准差。由结果可知，使用光谱植被指数估算玉米叶面积指数的效果最好，测试集R^2为0.70，*RMSE*为0.92，*rRMSE*为15.94%。结果表明，基于无人机高光谱和近地面高光谱估算

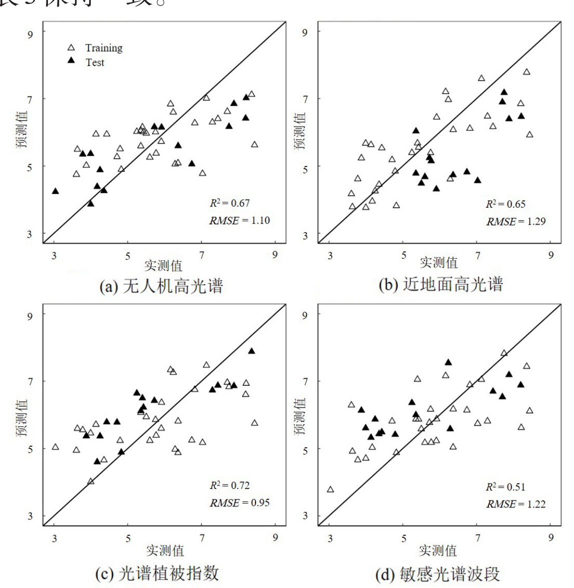
叶面积指数的效果相当，而使用敏感波段反射率所构建的模型精度最低。

表 3 基于不同参量估算LAI的PLS模型测试集结果

Table 3 Test set results of PLS model for estimating LAI based on different parameters

变量	R^2±Std	*RMSE*±Std	*rRMSE*±Std/%
无人机高光谱	0.65±0.04	0.98±0.11	17.00±1.94
近地面高光谱	0.64±0.03	1.04±0.12	18.12±2.09
光谱植被指数	0.70±0.02	0.92±0.13	15.94±2.27
敏感光谱波段	0.44±0.04	1.16±0.12	20.17±2.09

基于无人机高光谱、近地面高光谱、常用高光谱植被指数以及叶面积指数敏感波段反射率构建了玉米LAI的估算模型。图6是从100个PLS回归模型中随机选取1个模型进行展示的结果，表明不同参量进行估算LAI的测试集结果均与表3保持一致。



注：散点图中的R^2与RMSE分别为PLS模型在测试集中的决定系数和均方根误差

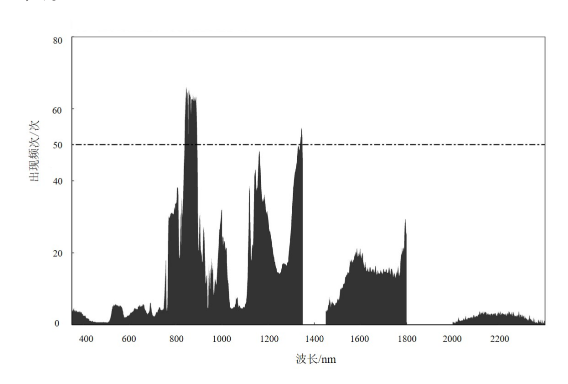
图6 LAI的实测值与预测值的结果

Fig. 6 Results of measured and predicted LAI

3.4 单株地上部生物量估算结果与分析

3.4.1 玉米单株地上部生物量敏感波段筛选结果

图7是基于ASD高光谱数据的玉米单株地上部生物量敏感波段的筛选结果。839～893 nm以及1336～1348 nm波段出现次数超过50，因此这些波段被判断为玉米大喇叭口期单株地上部生物量的敏感波段。筛选出的敏感波段区间可为后续的玉米育种中的冠层参数高光谱诊断提供先验知识。



注：虚线代表在100次重复建模中，光谱波段有50次被视为核心波段的阈值

图7 地上部生物量敏感波段筛选结果

Fig. 7 Screening results of sensitive bands on aboveground biomass

3.4.2 玉米单株地上部生物量估算结果

分别以无人机高光谱全波段、近地面高光谱全波段、常用高光谱植被指数以及地上部生物量敏感波段反射率为自变量构建玉米单株地上部生物量估算模型。表4为100次重复建模的平均值和标准差。由结果可知，使用敏感光谱波段估算玉米地上部生物量的效果最好，测试集R^2为0.71，*RMSE*为12.31 g，*rRMSE*为15.89%。结果表明，使用无人机高光谱、近地面高光谱或光谱植被指数进行玉米单株地上部生物量估算的效果差别不大。

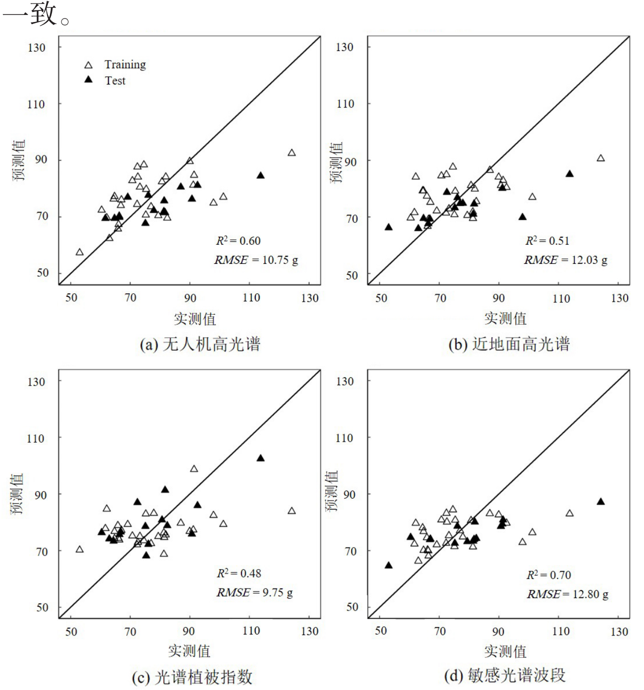
表4 基于不同参量估算单株地上部生物量的PLS模型测试集结果

Table 4 Test set results of PLS model for estimating aboveground biomass based on different parameters

变量	R^2(test)±Std	*RMSE*±Std/g	*rRMSE*±Std/%
无人机高光谱	0.56±0.04	14.66±5.32	18.92±6.87
近地面高光谱	0.51±0.05	13.59±1.57	17.54±2.03
光谱植被指数	0.47±0.02	13.05±4.03	16.85±5.56
敏感光谱波段	0.71±0.02	12.31±3.98	15.89±5.14

基于无人机高光谱、近地面高光谱、常用植被指数以及地上部生物量敏感波段反射率构建了玉米单株地上部生物量的估算模型。图8是从100个PLS回归模型中随机选取1个模型进行展

示的结果。结果表明，不同高光谱参量进行估算单株地上部生物量的测试集结果均与上述表4一致。



注：散点图中的 R^2 与 *RMSE* 分别为PLS模型在测试集中的决定系数和均方根误差

图8 地上部生物量的实测值与预测值的结果

Fig. 8 Results of measured and predicted aboveground biomass

4 结论与讨论

本研究分别以无人机高光谱全波段、近地面高光谱全波段、常用植被指数和敏感光谱波段为自变量，使用PLS回归法分别估算田间大喇叭口期玉米LAI和单株地上部生物量，取得了满意的结果。其中，常用光谱植被指数对玉米LAI的估算效果相对最好，测试集 R^2 为0.70，*RMSE* 为0.92，*rRMSE* 为15.94%；敏感光谱波段对田间大喇叭口期玉米单株地上部生物量估算效果相对最好，测试集 R^2 为0.71，*RMSE* 为12.31 g，*rRMSE* 为15.89%。

考虑到地面高光谱的光谱通道更多、更窄，在捕捉目标地物的细微特征方面具有更高的响应能力，本研究基于地面高光谱来筛选玉米LAI和生物量的敏感波段，并与波段较少的无人机高光谱数据进行模型精度对比，研究表明两种传感器在监测玉米LAI和生物量上均取得较高的反演精度。冠层光谱主要由植被、土壤、阴影及其它因素的综合作用而决定。由于地面高光谱是非成像数据，无法剔除背景信息，为了与地面高光谱保持一致，无人机数据使用的是每个小区的平均高光谱反射率。本研究分别用地面高光谱（1700个波段）和无人机高光谱（200个波段）估算LAI。利用无人机高光谱估算LAI其测试集 R^2 为0.65，*RMSE* 为0.98，*rRMSE* 为17.00%；利用近地面高光谱估算LAI其测试集 R^2 为0.64，*RMSE* 为1.04，*rRMSE* 为18.12%，说明高光谱数据中存在大量与玉米LAI无关的波段，剔除这些无关波段对叶面积指数估算影响较小。本研究还发现，在各种变量建模结果中，基于敏感光谱波段的LAI估算精度最低，原因可能是叶面积指数敏感光谱波段的筛选条件过于严苛。在估算玉米生物量时，随着高光谱波段数量的减少，模型的估算效果不断提高，其中使用敏感光谱波段反射率取得了最好的结果，说明在估算玉米单株地上部生物量时，高光谱波段存在着“冗余”现象，降低光谱波段数量，选择敏感光谱波段有助于提高其估算精度。

本研究可为基于高光谱技术监测育种材料性状参数的应用方面提供参考。在育种材料数量较多的情况下，利用该方法仅需少量实测样本即可快速得到所有育种小区的生长发育情况。本研究构建的模型虽然取得较为满意的结果，但目前仅限于玉米单个生育期，在后续研究中还需增加更多的生育期来验证。此外，高光谱数据的信息挖掘方法较多，本研究目前尝试了全波段、植被指数和敏感光谱波段等光谱特征参量，后续研究中有必要尝试更多的光谱变换算法，进一步提升高光谱影像监测作物长势参量的精度和稳定性。

参考文献：

[1] 束美艳, 顾晓鹤, 孙林, 等. 倒伏胁迫下的玉米冠层结构特征变化与光谱响应解析[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(11): 3553-3559.

SHU M, GU X, SUN L, et al. Structural characteristics change and spectral response analysis of maize canopy under lodging stress[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(11): 3553-3559.

[2] 周龙飞, 张云鹤, 成枢, 等. 不同生育期倒伏胁迫下玉米叶面积指数高光谱响应解析[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 766-774.
ZHOU L, ZHANG Y, CHENG S, et al. Analysis of hyperspectral response of maize leaf area index under lodging stress under different growth stages[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 766-774.

[3] 潘海珠, 陈仲新. 无人机高光谱遥感数据在冬小麦叶面积指数反演中的应用[J]. 中国农业资源与区划, 2018, 9(3): 32-37
PAN H, CHEN Z. Application of UVA hyperspectral remote sensing in winter wheat leaf area index inversion[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2018, 9(3): 32-37

[4] 束美艳, 顾晓鹤, 孙林, 等. 基于新型植被指数的冬小麦LAI高光谱反演[J]. 中国农业科学, 2018, 51(18): 3486-3496.
SHU M, GU X, SUN L, et al. High spectral inversion of winter wheat LAI based on new vegetation index[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(18): 3486-3496.

[5] BENDING J, KANG YU, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2015, 39: 79-87.

[6] 李天驰, 冯海宽, 朱贝贝, 等. 基于无人机高光谱和数码影像数据的冬小麦生物量反演[J]. 现代农业科技, 2020(20): 1-5.
LI T, FENG H, ZHU B, et al. Winter wheat biomass inversion based on UAV hyperspectral and digital image data[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2020(20): 1-5.

[7] BODO M, URS S. Tractor-based quadrilateral spectral reflectance measurements to detect biomass and total aerial nitrogen in winter wheat[J]. Agronomy Journal, 2010, 102(2): 499-506.

[8] 刘杨, 冯海宽, 孙乾, 等. 基于无人机高光谱分数阶微分的马铃薯地上生物量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 202-211.
LIU Y, FENG H, SUN Q, et al. Estimation of potato above-ground biomass based on fractional differential of UAV hyperspectral[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(12): 202-211.

[9] WU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8): 1230-1241.

[10] CROFT H, J M, ZHANG C. The applicability of empirical vegetation indices for determining leaf chlorophyll content over different leaf and canopy structures[J]. Ecological Complexity, 2014, 17: 119-130.

[11] 程雪, 贺炳彦, 黄耀欢, 等. 基于无人机高光谱数据的玉米叶面积指数估算[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 775-784.
CHENG X, HE B, HUANG Y, et al. Estimation of corn leaf area index based on UAV hyperspectral image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 775-784.

[12] 常潇月, 常庆瑞, 王晓凡, 等. 基于无人机高光谱影像玉米叶绿素含量估算[J]. 干旱地区农业研究, 2019, 37(1): 66-73.
CHANG X, CHANG Q, WANG X, et al. Estimation of maize leaf chlorophyll contents based on UAV hyperspectral drone image[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2019, 37(1): 66-73.

[13] ZHOU Y, JIANG M. Comparison of inversion method of maize leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020(79): 16385-16401.

[14] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 102-108.
TIAN M, BAN S, CHANG Q, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(21): 102-108.

[15] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 285-293.
TIAN M, BAN S, CHANG Q, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(11): 285-293.

[16] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦LAI估测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176-187.
TAO H, FENG H, YANG G, et al. Leaf area index estimation of winter wheat based on UAV imaging hyperspectral imagery[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(1): 176-187.

[17] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 193-201.
TAO H, XU L, FENG H, et al. Estimation of plant

height and leaf area index of winter wheat based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(12): 193-201.

[18] 陶惠林, 冯海宽, 徐良骥, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(5): 1154-1162.
TAO H, FENG H, XU L, et al. Winter wheat biomass estimation based on hyperspectral remote sensing data of unmanned aerial vehicle(UAV) [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2020, 36(5): 1154-1162.

[19] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 180-191.
TAO H, XU L, FENG H, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(2): 180-191.

[20] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 146-155.
TAO H, XU L, FENG H, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(7): 146-155.

[21] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像和高光谱数据的冬小麦产量估算对比[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 111-118.
TAO H, FENG H, YANG G, et al. Comparison of winter wheat yields estimated with UAV digital image and hyperspectral data[J]. Transactions of the CASE, 2019, 35(23): 111-118.

[22] LI Z, LI Z, FAIRBAIRN D, et al. Multi-LUTs method for canopy nitrogen density estimation in winter wheat by field and UAV hyperspectral[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 174-182.

[23] 秦占飞, 常庆瑞, 谢宝妮, 等. 基于无人机高光谱影像的引黄灌区水稻叶片全氮含量估测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 77-85.
QIN Z, CHANG Q, XIE B, et al. Rice leaf nitrogen content estimation based on hyperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(23): 77-85.

[24] DRISS H, JOHN R. MILLER N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 416-426.

[25] ZARCO-TFJADA P, MILLER J, MORALES A, et al. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(4): 463-476.

[26] LE G, MAIRE C, FRANCOIS E, et al. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 89(1): 1-28.

[27] ANATOLY A, GITRLSION Y, KAUFMAN M, et al. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289-298.

[28] CWU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8): 1230-1241.

[29] SIMS D, GANMON J. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 337-354.

[30] DASH J, CURRAN P. The MERIS terrestrial chlorophyll index[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(23): 5403-5413.

[31] HANSEN P, SCHJOERRING J. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 542-553.

[32] CHU X, GUO Y, HE J, et al. Comparison of different hyperspectral vegetation indices for estimating canopy leaf nitrogen accumulation in rice[J]. Agronomy Journal, 2014, 106(5): 1911-1920.

[33] FAVA F, COLOMBO R, BOCCHI S, et al. Identification of hyperspectral vegetation indices for Mediterranean pasture characterization[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2009, 11(4): 233-243.

[34] BISUN D. Remote sensing of chlorophyll a, chlorophyll b, chlorophyll a+b, and total carotenoid content in eucalyptus leaves[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(2): 111-121.

[35] STEDDOM K, HEIDEL G, JONES D, et al. Remote detection of rhizomania in sugar beets[J]. Phytopathology, 2003, 93(6): 720-726.

[36] GITELSON A, MERZLYAK M N. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves[J]. Journal of Photochemistry and Photobiology B Biology, 1994, 22(3): 247-252.

[37] MAIRAJ D, JIN M, SADEED H, et al. Estimation of dynamic canopy variables using hyperspectral derived vegetation indices under varying N rates at diverse phe-

nological stages of rice[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 9: ID 1883.

[38] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 等. 小麦叶片氮素状况与光谱特性的相关性研究[J]. 植物生态学报, 2004, 28(2): 172-177.
XUE L, CAO W, LUO W, et al. Correlation between leaf nitrogen status and canopy spectral characteristics in wheat[J]. Acta Phytoecologica Sinica, 2004, 28(2): 172-177.

[39] QUENOUILLE M. Approximate tests of correlation in time-series[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 1949, 11(1): 68-84.

[40] MENG B, SKIDMORE A K, SCHLERF M, et al. Predicting foliar biochemistry of tea (*Camellia sinensis*) using reflectance spectra measured at powder, leaf and canopy levels[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 78: 148-156.

Estimation of Maize Leaf Area Index and Aboveground Biomass Based on Hyperspectral Data

SHU Meiyan[1], CHEN Xiangyang[2], WANG Xiqing[2*], MA Yuntao[1*]

（1. *College of Land Science and Technology*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100193, *China*;
2. *College of Biological Science*, *China Agricultural University, Beijing* 100193, *China*）

Abstract: In order to assess maize growth status accurately and quickly for improving maize precise management, field experiment was conducted in Gongzhuling research station, Jilin Academy of Agricultural Sciences, Jilin province. Experimental design included 3 planting densities and 5 maize materials. The near-ground hyperspectral data and the unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral images were obtained when maize were during V11—V12 stage. The application abilities of the hyperspectral data obtained from the two phenotyping platforms were compared and analyzed in the estimation of maize leaf area index (LAI) and aboveground biomass. In this study, 21 commonly used spectral vegetation indices were constructed based on ground hyperspectral data, and then the estimation models of maize LAI and aboveground biomass were established based on ground hyperspectral full-bands, UAV hyperspectral full-bands and vegetation indices and partial least square regression method, respectively. According to the variance estimation of regression coefficients, the important bands of LAI and aboveground biomass were selected, and the partial least square method was also used to establish the estimation model of maize LAI and aboveground biomass based on important bands. The results showed that the canopy spectral reflectance of the same maize material increased with the increase of planting density in the near infrared bands. Among the 5 maize materials under the same planting density, the canopy spectral reflectance of wild type material was the lowest in the visible and near infrared bands. For LAI, the model constructed based on vegetation indices had the best estimation result, with R^2, *RMSE* and *rRMSE* values of 0.70, 0.92 and 15.94%. For aboveground biomass, the model constructed based on the sensitive spectral bands (839—893 nm and 1336—1348 nm) had the best estimation results, with R^2, *RMSE* and *rRMSE* values of 0.71, 12.31 g and 15.89%, which showed that there was information redundancy in hyperspectral bands in the estimation of aboveground biomass, and the estimation accuracy could be improved by reducing the number of spectral bands and selecting sensitive spectral bands. In summary, the UAV hyperspectral images have a good application ability in the estimation of maize LAI and aboveground biomass, and can quickly and effectively extract the parameters information of maize growth. For specific parameters, sensitive spectral bands selected can provide reliable basis for the development and practical application of multi-spectrum in the future. The study can provide a reference for the use of hyperspectral technology in the management of precision agriculture at the community scale.

Key words: hyper-spectrum; maize; leaf area index; aboveground biomass; partial least squares regression; UAV remote sensing